

水库调洪演算 BP 网络模型的建立与研究^{*}

许永功¹, 李书琴², 朱林¹, 吴良勇³

(1 西北农林科技大学 水利与建筑工程学院; 2 信息工程学院, 陕西 杨陵 712100; 3 浙江省 围海工程公司, 浙江 宁波 315051)

[摘 要] 分析了影响水库调洪演算的因素, 建立了基于人工神经网络下的水库调洪演算 BP 网络模型, 进行了洪水过程模拟和预测; 对影响网络收敛速度的因素做了探索研究, 阐述了 BP 网络参数选择原则和选取范围。

[关键词] 水库调洪演算; 人工神经网络模型; 参数选取

[中图分类号] TV 214

[文献标识码] A

[文章编号] 1000-2782(2001)05-134-03

水库调洪演算在水库设计中有着举足轻重的地位。水库调洪演算通常借助于辅助曲线图解计算, 该方法操作复杂, 曲线更新繁琐, 计算精度也受人为因素的影响。本研究以时段水库水量平衡原理和动力平衡原理为依据, 使用人工神经网络的理论和技术, 建立了基于 BP 网络的水库调洪演算人工神经网络模型, 进行了洪水过程模拟和预测, 并对影响网络收敛速度的因素做了探索, 以期水库调洪计算提供参考。

1 BP 网络模型简介

BP 网络模型是实现复杂非线性映射的新方法。如果网络的输入层神经元个数为 n , 输出层节点数为 m , 则该网络实现的是 R^n 到 R^m 的映射, 即有 $R^n \rightarrow R^m$ [1]。

BP 算法主要包括两个过程: 一是由学习样本网络权值 W 和阈值 θ 按照输入层 $\rightarrow$ 隐层 $\rightarrow$ 输出层的顺序, 逐层计算节点的输出; 二是由期望输出与计算输出构造出误差函数 $E(W_k)$, 采用梯度下降法调整网络权值, 即

$$W_{k+1} = W_k + \eta = \frac{\partial E}{\partial W_k}$$

通过不断学习, 当误差函数 $E(W_{k+1})$ 小于任意小的值 ϵ 时, 网络收敛。此时通过网络权值和阈值联接的各网络层就反映了输入与输出之间的关系。

2 水库调洪演算的 BP 网络模型建立

2.1 BP 网络的输入与输出

水库调洪演算是在水库水量平衡和动力平衡原

理(即圣维南方程组的连续方程和动力方程)的支配下进行的 [2]。水库水量平衡方程可用下式描述:

$$\frac{Q_1 + Q_2}{2} \Delta t - \frac{q_1 + q_2}{2} \Delta t = V_2 - V_1 \quad (1)$$

式中, Q_1 和 Q_2 为时段 Δt 始、末的入库流量 (m^3/s); q_1 和 q_2 为时段 Δt 始、末的出库流量 (m^3/s), V_1 和 V_2 为 Δt 始、末的水库蓄水量 (m^3); Δt 为计算时段 (s)。

动力平衡用水库的蓄泄关系描述:

$$q = f(H) \quad (2)$$

式中, q 是下泄流量 (m^3/s); H 为堰上水头 (m)。

在水库调蓄洪水期间, 视水库为静水面, 则有 $H = f(V)$, 其中 V 为水库库容 (m^3)。结合 (2) 式, 则有:

$$q = f(V) \quad (3)$$

由 (1) 和 (3) 可得: $q_2 = f(q_1, Q)$ 或 $q_2 = f(q_1, Q_1, Q_2)$ 。

水库调洪演算的实质就是确定时段末的下泄流量 q_2 。 q_2 是时段初的下泄流量 q_1 和时段平均入库流量 Q 的函数, 或是时段初的下泄流量 q_1 和时段始、末入库流量 Q_1, Q_2 的函数。它们分别对应于网络的输出和输入, 输入与输出之间存在着非线性映射关系。

2.2 BP 网络模型的建立

经比较, 输入层神经元分别为 Q_1, Q_2 和 q_1 3 个, 隐层节点数为 7, 输出层节点数为 1, 构成 BP 网络 (简称 3-7-1 模型)。表 1 为某水库 12 h 洪水演算数据 [2], 将其中的前 9 个洪水过程数据作为学习样本, 后 3 个 (内插数据) 作为预报样本。取学习率为 1.85, 冲量因子为 1.3。经网络不断学习和对学习效果比

* [收稿日期] 2001-02-22

[作者简介] 许永功(1964-), 男, 陕西大荔人, 讲师, 主要从事水利工程施工和水文计算的的教学和研究。

较, 得出网络最优权值和阈值, 以矩阵 W_1, W_2, W_3 , 输出层的权值, W_3 为隐层阈值, W_4 为输出层阈值, W_4 所示。 W_1 为输入层对隐层的权值, W_2 为隐层对 BP 模型拟合和预测结果如表 2。

$$W_1 = \begin{bmatrix} 0.326 & 0.585 & 2.453 & 0.840 & 13.030 & - & 0.308 & - & 2.655 \\ 2.344 & - & 1.872 & 4.483 & - & 2.440 & 3.814 & 4.576 & - & 5.264 \\ 0.184 & 2.312 & 2.946 & 1.706 & - & 1.878 & 1.244 & 1.170 & \end{bmatrix}$$
$$W_2 = (1.468 \quad - \quad 3.579 \quad 7.797 \quad - \quad 3.477 \quad 8.757 \quad 4.714 \quad - \quad 5.401)$$
$$W_3 = (- \quad 0.727 \quad 0.282 \quad - \quad 2.576 \quad - \quad 1.250 \quad 0.722 \quad - \quad 0.348 \quad 0.200)$$
$$W_4 = - \quad 6.6664$$

表 1 某水库 12 h 洪水过程基本数据

Table 1 Basic data of floodwater process in 12 h in a reservoir					m^3/s				
序号 No.	Q_1	Q_2	q_1	实测 Real results	序号 No.	Q_1	Q_2	q_1	实测 Real results
1	10	140	10	20	7	32	15	130	100
2	140	710	20	105	8	15	10	100	75
3	710	279	105	235	9	10	10	75	65
4	279	131	235	225	10	440	190	165	242
5	131	65	225	175	11	190	95	242	200
6	65	32	175	130	12	95	45	200	150

表 2 BP 模型拟合和预测结果

Table 2 Initiation and prediction results of floodwater process of BP neural network							
样本序号 No.	实测值/ $(m^3 \cdot s^{-1})$ Real results	计算值/ $(m^3 \cdot s^{-1})$ Caluculation results	误差/% Error	样本序号 No.	实测值/ $(m^3 \cdot s^{-1})$ Real results	计算值/ $(m^3 \cdot s^{-1})$ Caluculation results	误差/% Error
1	20	20.94	- 1.88	7	100	98.60	1.45
2	105	105.20	- 0.02	8	75	76.60	- 2.10
3	235	235.00	0.00	9	65	64.36	0.98
4	225	225.19	- 0.40	10	242	234.80	3.30
5	75	174.72	- 0.46	11	200	202.10	- 1.65
6	130	130.72	0.56	12	150	153.70	- 2.45

3 网络参数对网络收敛速度的影响

在保证网络学习质量的前提下, 提高BP 网络的收敛速度, 一直是人们研究的问题^[3]。对于三层BP 网络, 影响收敛速度的主要因素有: 输入层神经元数、隐层节点数、输出层节点数、学习率和冲量因子。对此, 本研究分析如下。

3.1 输入层神经元个数

一般认为, 输入层神经元数为影响因子数^[4], 但由于研究问题的出发点不同, 即使得到同一问题, 影响因子数也有差异。计算结果表明, 当网络其他参数不变时, 输入层神经元数目多时, 更有利于提高网络的收敛速度。水库调洪演算中的输入层神经元个数, 可为时段初出库流量和时段平均入库流量两个因子, 也可为时段初、末入库流量和时段初出库流量 3 个。当为 2 个因子时, 网络学习次数为 321 万次, 当为 3 个时, 网络学习次数为 260 万次, 学习次数减少 20%。

3.2 隐层节点数

隐层节点数个数的确定也是人工神经网络理论

界一直研究的问题^[3]。图 1 表示了不同隐层节点数对网络学习速度的影响, 可以看出隐层节点数增多, 网络学习次数减少, 收敛速度加快; 但隐层节点数过大, 反而会影响学习速度, 考虑学习次数和每次学习时间, 本模型以隐层节点数 7 为宜。这样也验证 Ko m o g o r o v 定理。

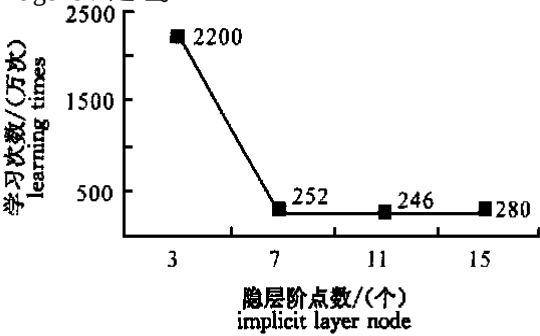


图 1 隐层节点数对网络学习速度的影响

Fig 1 The effects of implicit layer node on the learning efficiency of BP neural network

3.3 学习率和冲量因子

BP 网络中引入学习率和冲量因子的目的是提

高网络的学习速度, 加快网络收敛^[1]。试验结果表明, 学习率和冲量因子取值不同, 对网络的影响程度不同。当学习率和冲量因子增大时, 网络更易于收敛, 训练误差也更快满足要求; 但当学习因子过大(如学习率为 2.8 时), 观察学习过程, 训练误差会出

现反复和跳跃; 当学习率较小时(小于 0.3), 训练误差平稳下降, 但网络训练次数大大增多。图 2、图 3 分别表示了“3-7-1”模型在网络其他因子不变时, 学习率和冲量因子对网络学习速度的影响。

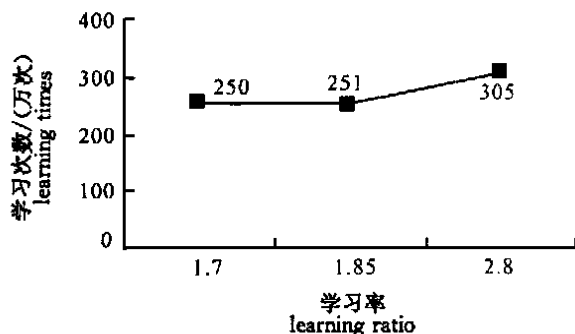


图 2 学习率对网络学习次数的影响

Fig 2 The effect of learning ratio on the learning efficiency of BP neural network

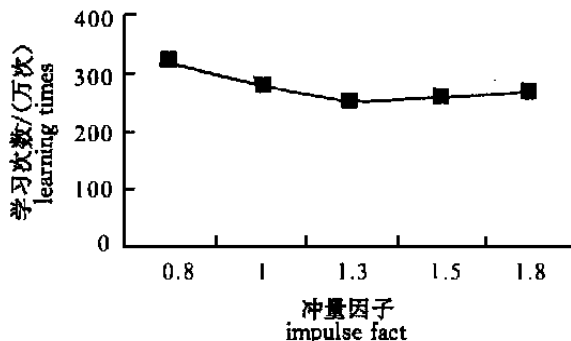


图 3 冲量因子对网络学习次数的影响

Fig 3 The effects of impulse factor on the learning times of BP neural network

4 结 语

人工神经网络由于具有很强的自学习性、自组织性和自适应能力, 因而, 在水库调洪演算过程中表现出许多优点。对于任意水库的洪水资料, 只需采用三层 BP 网络对实测数据学习, 就会产生出满足误差要求的 BP 网络, 方便地进行洪水预报, 因此具有

广阔的应用前景; BP 网络学习过程中的大量参数是学习所得, 不受人为因素影响, 预报结果准确、精度高。

通过对影响网络收敛速度的因素的试验研究, 得到了网络参数选择的原则和范围, 避免人们使用时参数选取的盲目性。但这类问题无论从理论上还是在实践中, 尚需进一步研究。

[参考文献]

- [1] 焦李成 神经网络的应用与实现[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1995
- [2] 叶守泽 水文水利计算[M]. 武汉: 武汉电力出版社, 1992 271- 272; 275- 276
- [3] 丁 晶 水文水资源人工神经网络模型的研究[J]. 水资源研究, 1996, 17(1): 22- 24
- [4] 陈志军 灌溉发展需求预测人工神经网络模型的建立与应用[J]. 水利学报, 1998, (2): 1- 3
- [5] Nielsen R H. Kolmogorow's mapping neural network existence theorem [A]. IEEE First International Conference on Neural Networks [C]. San Diego: Proc, 1987, (3): 11- 14

Establishment and application of the BP neural network model on flood routing through reservoir

XU Yong-gong¹, LI Shu-qin², ZHU Lin¹, WU Liang-yong³

(1 College of Water Resources and Architectural Engineering; 2 College of Information Engineering, Northwest Sci-Tech University of Agriculture and Forestry, Yangling, Shaanxi 712100, China; 3 Weihai Company of Zhejiang Province, Ningbo, Zhejiang 315051, China)

Abstract: This paper analyzed the factors influencing flood routing through reservoir; established the BP neural network model on flood routing through reservoir to imitate and predict flood water process, study the factors affecting the convergence speed of BP neural network and describe the principle of preference and range of BP neural network.

Key words: flood routing through reservoir; BP neural network model; parameter selection